

FUZZY RULE PREPARATION METHOD AND DEVICE THEREFOR

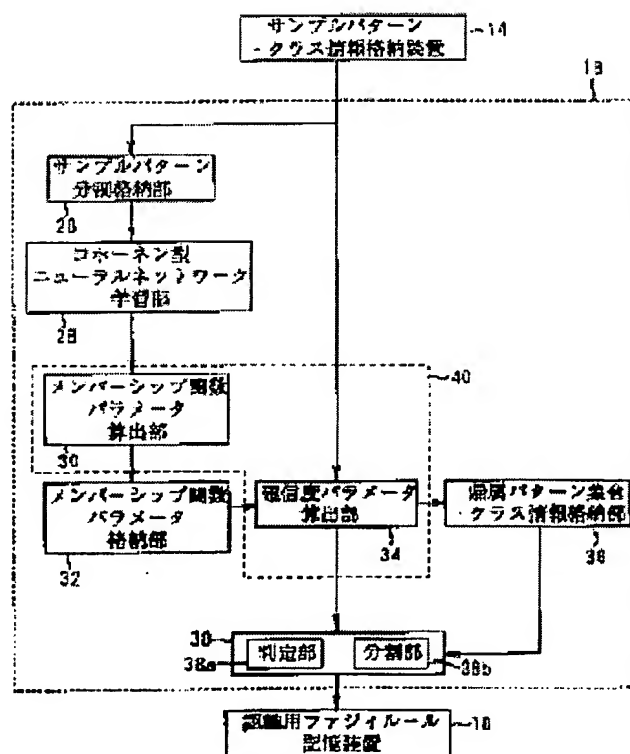
Patent number: JP10333912
Publication date: 1998-12-18
Inventor: HORIKAWA SHINICHI
Applicant: OKI ELECTRIC IND CO LTD
Classification:
- international: G06F9/44; G06F15/18
- european:
Application number: JP19970138425 19970528
Priority number(s): JP19970138425 19970528

[View INPADOC patent family](#)

Report a data error here

Abstract of JP10333912

PROBLEM TO BE SOLVED: To facilitate the setting change of the sample data of a new belonging class by performing self-organized learning for the respective belonging classes of sample patterns and storing information based on the result of the self-organized learning in a memory for the respective belonging classes. **SOLUTION:** The sample patterns stored in a sample pattern class information storage device 14 are divided into the respective belonging classes and respectively stored in a sample pattern division storage part 26. By the stored sample patterns, in a learning part 28, the self-organized learning is successively performed for the respective belonging classes of the sample patterns. The parameters of a membership function are successively calculated for the respective belonging classes from weighting vectors calculated for the respective belonging classes as the result of the self-organized learning and the sample patterns by a function parameter calculating part 30 and then, the function parameters are stored in a function parameter storage part 32 as the memory for the respective belonging classes.



(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平10-333912

(43) 公開日 平成10年(1998)12月18日

(51) Int.Cl.⁶G 0 6 F 9/44
15/18

識別記号

5 5 4
5 4 0

F I

G 0 6 F 9/44
15/185 5 4 L
5 4 0 A

審査請求 未請求 請求項の数16 O L (全 24 頁)

(21) 出願番号

特願平9-138425

(22) 出願日

平成9年(1997)5月28日

(71) 出願人 000000295

沖電気工業株式会社

東京都港区虎ノ門1丁目7番12号

(72) 発明者 堀川 慎一

東京都港区虎ノ門1丁目7番12号 沖電気
工業株式会社内

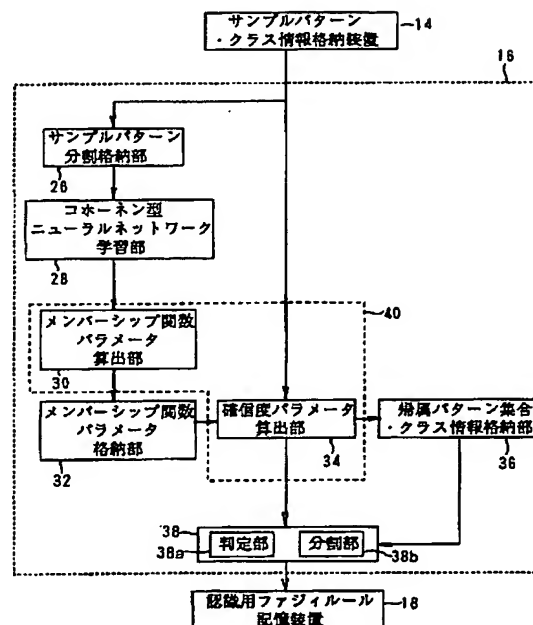
(74) 代理人 弁理士 大垣 孝

(54) 【発明の名称】 ファジイルール作成方法および装置

(57) 【要約】

【課題】 新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といった、サンプルデータの設定変更を容易にすること。

【解決手段】 コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習をサンプルパターンの所属クラス別に行なう。さらに、自己組織化学習の結果得られた重みベクトルを用いて、ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータを所属クラス別に算出する。



38: 認識用ファジイルール判定・分割部 40: パラメータ算出部

第1の実施の形態のファジイルール作成装置の機能ブロック図

【特許請求の範囲】

【請求項1】 複数のサンプルパターンについてコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、該自己組織化学習の結果を用いて、前記ファジイルールを作成するにあたり、

前記自己組織化学習を前記サンプルパターンの所属クラス別に行ない、

前記自己組織化学習の結果に基づく情報を前記所属クラス別にメモリに格納することを特徴とするファジイルール作成方法。

【請求項2】 請求項1に記載のファジイルール作成方法において、

前記自己組織化学習の結果として、前記コホーネン型ニューラルネットワークの各競合層ユニットの重みベクトルを前記所属クラス別に算出し、

該重みベクトルと前記サンプルパターンとから、前記ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出し、

該パラメータの算出された前記前件部メンバーシップ関数、前記サンプルパターンおよび該サンプルパターンの所属クラスを表すクラス情報から、前記ファジイルールの後件部実数値に相当する確信度パラメータを算出することを特徴とするファジイルール作成方法。

【請求項3】 請求項2に記載のファジイルール作成方法において、

前記前件部メンバーシップ関数のパラメータを前記所属クラス別に算出し、

算出された該パラメータを、前記自己組織化学習の結果に基づく情報として、前記所属クラス別にメモリに格納することを特徴とするファジイルール作成方法。

【請求項4】 請求項2に記載のファジイルール作成方法において、

前記所属クラス別に算出された前記重みベクトルを、前記自己組織化学習の結果に基づく情報として、メモリに格納し、

前記前件部メンバーシップ関数のパラメータを、全ての所属クラスの前記重みベクトルと全ての前記所属クラスのサンプルパターンとを対象として算出することを特徴とするファジイルール作成方法。

【請求項5】 請求項2に記載のファジイルール作成方法において、

前記所属クラスのうちの2つ以上の特定所属クラスについての前記確信度パラメータの値が、それぞれ基準値よりも大きな値となったファジイルールを特定ファジイルールと判定し、

前記特定ファジイルールの代わりに前記特定所属クラスの各々に対応する分割ファジイルールをそれぞれ作成するため、該特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から前記特定所属クラス別の前記分割ファジイルールの前件部メンバーシップ関

数のパラメータをそれぞれ算出し、かつ、

該パラメータの算出された該前件部メンバーシップ関数、前記特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から、前記分割ファジイルールの各々の後件部実数値に相当する確信度パラメータをそれぞれ算出することを特徴とするファジイルール作成方法。

【請求項6】 請求項5に記載のファジイルール作成方法において、

前記特定ファジイルールの代わりに作成した前記分割ファジイルールの数が該特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する前記特定所属クラスの数よりも少ない場合に、

該特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンおよび該サンプルパターンの所属するクラスを表すクラス情報から、該特定ファジイルールの代わりに新たなファジイルールを作成することを特徴とするファジイルール作成方法。

【請求項7】 請求項6に記載のファジイルール作成方法において、

前記特定ファジイルールの代わりに作成された前記新たなファジイルールの数が、該特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する前記特定所属クラスの数よりも少ない場合に、

コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を、前記新たなファジイルールを作成したときの数よりも増やして、

前記特定ファジイルールに所属する前記特定サンプルパターンについて、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、該自己組織化学習の結果を用いて、修正ファジイルールを作成することを特徴とするファジイルール作成方法。

【請求項8】 請求項7に記載のファジイルール作成方法において、

前記修正ファジイルールの数が、前記特定所属クラスの数以上となるまで、前記特定ファジイルールに所属するサンプルパターンの数を上限として前記競合層の数を1つつ増加する毎に、修正ファジイルールを作成することを特徴とするファジイルール作成方法。

【請求項9】 複数のサンプルパターンについてコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、該自己組織化学習の結果を用いて、前記ファジイルールを作成するファジイルール作成装置において、前記自己組織化学習を前記サンプルパターンの所属クラス別に行なうコホーネン型ニューラルネットワーク学習部と、

前記自己組織化学習の結果を前記所属クラス別に格納するメモリと、

前記自己組織化学習の結果に基づく情報を用いてファジイルールのパラメータを算出するパラメータ算出部とを具備することを特徴とするファジイルール作成装置。

【請求項10】 請求項9に記載のファジイルール作成装置において、

前記パラメータ算出部は、メンバーシップ関数パラメータ算出部と確信度パラメータ算出部とを以って構成してあり、

該メンバーシップ関数パラメータ算出部は、前記コホーネン型ニューラルネットワークの各競合層ユニットの持つ、前記自己組織化学習の結果として前記所属クラス別に算出された重みベクトルと、前記サンプルパターンとから、前記ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出し、

前記確信度パラメータ算出部は、該パラメータの算出された前記前件部メンバーシップ関数、前記サンプルパターンおよび該サンプルパターンのクラス情報から、前記ファジイルールの後件部実数値に相当する確信度パラメータを算出することを特徴とするファジイルール作成装置。

【請求項11】 請求項9に記載のファジイルール作成装置において、

前記所属クラス別に算出された前記重みベクトルから、前記前件部メンバーシップ関数のパラメータを前記所属クラス別に算出するメンバーシップ関数パラメータ算出部と、

前記所属クラス別に算出された該パラメータを、前記自己組織化学習の結果に基づく情報として、前記所属クラス別に格納するメモリとを具えてなることを特徴とするファジイルール作成装置。

【請求項12】 請求項9に記載のファジイルール作成装置において、

前記所属クラス別に算出された前記重みベクトルを、前記自己組織化学習の結果に基づく情報として格納するメモリと、

前記前件部メンバーシップ関数のパラメータを、全ての前記所属クラスの前記重みベクトルと全ての前記所属クラスのサンプルパターンとを対象として算出するメンバーシップ関数パラメータ算出部とを具えてなることを特徴とするファジイルール作成装置。

【請求項13】 請求項9に記載のファジイルール作成装置において、

前記ファジイルールのうち、前記所属クラスのうちの2つ以上の特定所属クラスについての前記確信度パラメータの値が、それぞれ基準値よりも大きな値となったファジイルールを特定ファジイルールと判定するファジイルール判定部と、

前記特定ファジイルールの代わりに前記特定所属クラスの各々に対応する分割ファジイルールをそれぞれ作成するため、該特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から前記特定所属クラス別の前記分割ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータをそれぞれ算出し、かつ、該パラメータ

の算出された該前件部メンバーシップ関数、前記特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から、前記分割ファジイルールの各々の後件部実数値に相当する確信度パラメータをそれぞれ算出するファジイルール分割部とを具えてなることを特徴とするファジイルール作成装置。

【請求項14】 請求項13に記載のファジイルール作成装置において、

前記特定ファジイルールの代わりに作成した前記分割ファジイルールの数が該特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する前記特定所属クラスの数よりも少ないか否かを判定する分割ファジイルール判定部と、

該特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンおよび該サンプルパターンの所属するクラスを表すクラス情報から、該特定ファジイルールの代わりに新たなファジイルールを作成する新ファジイルール作成部とを具えてなることを特徴とするファジイルール作成装置。

【請求項15】 請求項14に記載のファジイルール作成装置において、

前記特定ファジイルールの代わりに作成された前記新たなファジイルールの数が、該特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する前記特定所属クラスの数よりも少ないか否かを判定する新ファジイルール判定部と、

コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を、前記新たなファジイルールを作成したときの数よりも増やして、

前記特定ファジイルールに所属する前記特定サンプルパターンについて、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、該自己組織化学習の結果を用いて、修正ファジイルールを作成する修正ファジイルール作成部とを具えてなることを特徴とするファジイルール作成装置。

【請求項16】 請求項15に記載のファジイルール作成装置において、

前記修正ファジイルールの数が、前記特定所属クラスの数以上となるまで、前記特定ファジイルールに所属するサンプルパターンの数を上限として前記競合層の数を1つずつ増加する毎に、修正ファジイルールを作成する修正ファジイルール作成部を具えてなることを特徴とするファジイルール作成装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】この発明は、文字認識や音声認識といった未知パターンが所属するクラスを識別する処理に用いるファジイルールを、サンプルデータについてコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行なうことによって、作成する方法および装置に関する。

【0002】

【従来の技術】未知の 패턴の認識に先立ち、サンプルデータを用いてパターン認識用のファジイルールを作成する従来の方法の一例が、文献1：「第11回ファジイシステムシンポジウム講演論文集、pp815-818、1995」に、「構造学習と忘却学習を用いたファジイ・ニューラルネットワークによるファジイ・ルールの抽出」と題されて開示されている。この文献に開示の技術によれば、後述の発明の実施の形態の欄において比較例として説明するように、先ず、サンプルデータに含まれる、各所属クラスのサンプルパターンを用いて、コ

10

ホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行なう。そして、この自己組織化学習の結果として得られる重みベクトルを用いて初期ファジイルールを作成する。さらに、この文献に開示の技術によれば、この初期ファジイルールについてファジイ・ニューラルネットワークの忘却付き構造学習を行なって、パターン認識用のファジイルールを作成する。

20

【0003】また、文献2：「第12回ファジイシステムシンポジウム講演論文集、pp193-196、1996」には、より高い正解率が得られるファジイルール

を作成する方法として、典型的ルールと例外的ルールとの2つに分けてファジイルールを作成する方法が開示されている。

【0004】
【発明が解決しようとする課題】しかしながら、文献1および文献2に開示の従来のファジイルール作成方法によれば、コホーネン型ニューラルネットワークの構造およびファジイ・ニューラルネットワークの構造は、サンプルデータの出入力ベクトルの両方の次元数に依存して決定される。このため、識別すべき新しい所属クラスを

30

追加する場合には、ファジイルールの作成を初めからやり直さなければならなかった。

【0005】また、従来例のファジイルール作成方法によれば、自己組織化学習および忘却付き構造学習をそれぞれ数千回ずつ行なっているため、ファジイルールの作成に多大な計算時間を必要とする。このため、従来例のファジイルール作成方法は、新しい所属クラスのサンプル

40

パターンの追加変更といった、サンプルデータの設定変更に対して容易に適應することが困難であった。

【0006】このため、処理時間の短縮を図ることが可能で、かつ、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といった、サンプルデータの設定変更に対して容易に適應することができるファジイルール作成方法および装置の実現が望まれていた。

【0007】また、文献2に開示の従来のファジイルール作成方法によれば、典型的ファジイルールと例外的ファジイルールとの組合せ方に試行錯誤を必要とする。

【0008】このため、一部分のファジイルールを細分化してより適切なファジイルールを作成する新しい方法および装置の実現が望まれていた。

50

【0009】

【課題を解決するための手段】この出願に係る発明者は、種々の検討および計算を重ねた結果、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習をサンプルパターンの所属クラス別に行なえば、ファジイルールを作成した後で新たな所属クラスに所属するサンプルパターンを追加する場合に、新たな所属クラスに所属するサンプルパターンについての自己組織化学習の結果を、既に得られている自己組織化学習の結果に加えてファジイルールを作成できること、すなわち、全てのサンプルパターンについての自己組織化学習をやり直す必要がないことを見出してこの発明に到った。

【0010】そこで、この発明の第1の要旨のファジイルール作成方法によれば、複数のサンプルパターンについてコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、前記ファジイルールを作成するにあたり、自己組織化学習をサンプルパターンの所属クラス別に行ない、自己組織化学習の結果に基づく情報を所属クラス別にメモリに格納することを特徴とする。

【0011】このように、自己組織化学習をサンプルパターンの所属クラス別に行なえば、ファジイルールを作成した後で新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンを追加する場合に容易に適應できる。すなわち、新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンについての自己組織化学習の結果を、既に得られている自己組織化学習の結果に加えてファジイルールを作成できる。

【0012】例えば、クラスAとクラスBとのいずれかにそれぞれ所属するサンプルパターンについて所属クラス別にコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、その結果を用いてファジイルールを作成した後で、クラスCに所属する追加サンプルパターンを追加してファジイルールを作成する場合について説明する。この場合は、追加サンプルパターンについてのみ自己組織化学習を行なえば済む。すなわち、クラスAおよびBに所属するサンプルパターンについては自己組織化学習をやり直す必要はない。そして、追加サンプルパターンを追加して作成されたファジイルールは、未知のパターンをクラスA～Cのいずれかに分類するのに用いることができる。

【0013】従って、この発明のファジイルール作成方法によれば、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といったサンプルデータの設定変更に対して容易に適應することができる。

【0014】さらに、この発明のファジイルール作成方法によれば、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を所属クラス別に行なっているため、互いに異なる所属クラスの自己組織化学習を並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習に要する処

理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の短縮を図ることが可能である。

【0015】また、この発明のファジイルール作成方法において、好ましくは、自己組織化学習の結果として、コホーネン型ニューラルネットワークの各競合層ユニットの重みベクトルを所属クラス別に算出し、この重みベクトルとサンプルパターンとから、ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出し、このパラメータの算出された前件部メンバーシップ関数、サン

プルパターンおよびこのサンプルパターンの所属クラスを表すクラス情報から、ファジイルールの後件部実数値に相当する確信度パラメータを算出すると良い。

【0016】また、前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出するにあたり、より好ましくは、前件部メンバーシップ関数のパラメータを所属クラス別に算出し、算出されたこのパラメータを、自己組織化学習の結果に基づく情報として、所属クラス別にメモリに格納するのが良い。

【0017】このように、前件部メンバーシップ関数のパラメータも所属クラス別に算出するようにすれば、ファジイルールを作成した後で新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンを追加する場合に一層容易に適応できる。すなわち、追加サンプルパターンについては、自己組織化学習だけでなく、前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出結果も、既に得られている前件部メンバーシップ関数のパラメータに加えてファジイルールを作成できる。

【0018】例えば、クラスAとクラスBとのいずれかにそれぞれ所属するサンプルパターンについて所属クラス別にコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、さらに、所属クラス別に前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出してファジイルールを作成した後で、クラスCに所属する追加サンプルパターンを追加してファジイルールを作成する場合について説明する。この場合は、追加サンプルパターンについてのみ自己組織化学習および前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出を行なえば済む。すなわち、クラスAおよびBに所属するサンプルパターンについては自己組織化学習および前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出をやり直す必要はない。そして、追加サンプルパターンを追加して作成されたファジイルールは、未知のパターンをクラスA～Cのいずれかに分類するのに用いることができる。

【0019】従って、この発明のファジイルール作成方法によれば、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といったサンプルデータの設定変更に対してより一層容易に適応することができる。

【0020】さらに、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習のみならず、前件部メンバーシ

ップ関数のパラメータ（関数パラメータ）の算出も所属クラス別に行なう場合に、互いに異なる所属クラスの自己組織化学習および関数パラメータの算出をそれぞれ並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習および関数パラメータの算出のそれぞれに要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の一層の短縮を図ることが可能である。

【0021】また、前件部メンバーシップ関数のパラメータ（関数パラメータ）を算出するにあたり、より好ましくは、所属クラス別に算出された重みベクトルを、自己組織化学習の結果に基づく情報として、メモリに格納し、前件部メンバーシップ関数のパラメータを、全ての所属クラスの重みベクトルと全ての所属クラスのサンプルパターンとを対象として算出するのが良い。

【0022】このように、全ての所属クラスを対象として、関数パラメータを算出すれば、所属クラス別に関数パラメータを算出する場合に比べて、サンプルパターンの全体の分布の傾向をより反映した前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出することができる。その結果、より適切なファジイルールを作成することができる。

【0023】これに対して、所属クラス別に関数パラメータを算出する場合は、サンプルパターンの所属クラス毎の局所的な分布に基づいて関数パラメータを算出するため、必ずしも、サンプルパターンの全体の分布の傾向を正確に反映しない場合があり得る。

【0024】ところで、ファジイルールを用いて未知のパターンをクラス別に分類する場合には、互いに異なる所属クラスのサンプルパターンは、互いに異なるファジイルールに帰属していることが望ましい。ところが、作成されたファジイルールの中には、ファジイルールの範囲が2つ以上の所属クラスのサンプルパターンにわたっている場合があり得る。その場合には、そのファジイルールを少なくとも各所属クラス毎のファジイルールに分割することが望ましい。

【0025】また、あるファジイルールに帰属するサンプルパターンの所属クラスが1つだけの場合には、そのファジイルールの後件部実数値に相当する確信度パラメータのうち、ある1つの所属クラスに所属する確信度を表す確信度パラメータの値だけが、他の所属クラスに所属する確信度を表す他の確信度パラメータの値に比べて抜き出て高くなっている。これに対して、あるファジイルールが2つ以上の所属クラスのサンプルパターンにわたっている場合には、そのファジイルールの確信度パラメータのうち2つ以上の確信度パラメータの値が、比較的高い値を示す。

【0026】そこで、この発明のファジイルール作成方法において、好ましくは、所属クラスのうちの2つ以上の特定所属クラスについての確信度パラメータの値が、

10

20

30

40

50

それぞれ基準値よりも大きな値となったファジイルールを特定ファジイルールと判定し、特定ファジイルールの代わりに特定所属クラスの各々に対応する分割ファジイルールをそれぞれ作成するため、この特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から特定所属クラス別の分割ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータをそれぞれ算出し、かつ、このパラメータの算出されたこの前件部メンバーシップ関数、特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から、分割ファジイルールの各々の後件部実数値に相当する確信度パラメータをそれぞれ算出すると良い。

【0027】このように、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールを判定し、判定された特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンを用いてクラス別に関数パラメータを算出することにより、その特定ファジイルールの代わりに分割ファジイルールを作成すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【0028】ところで、上記の分割処理を行なっても、作成された分割ファジイルールの範囲が2つ以上の所属クラスわたっている場合があり得る。例えば、分割ファジイルールの数が、元の特定ファジイルールに含まれる所属クラスの数よりも少ない場合には、その分割ファジイルールの範囲は2つ以上の所属クラスにわたっていることになる。

【0029】そこで、分割ファジイルールを作成した場合に、より好ましくは、特定ファジイルールの代わりに作成した分割ファジイルールの数がこの特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する特定所属クラスの数よりも少ない場合に、この特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンおよびこのサンプルパターンの所属するクラスを表すクラス情報から、この特定ファジイルールの代わりに新たなファジイルールを作成すると良い。

【0030】このように、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンを用いて、その特定ファジイルールの代わりに新たなファジイルールを作成すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【0031】ところで、上記の更なる分割処理を行なっても、作成された新たなファジイルールの範囲が2つ以上の所属クラスわたっている場合があり得る。例えば、新たなファジイルールの数が、元の特定ファジイルールに含まれる所属クラスの数よりも少ない場合には、その新たなファジイルールの範囲は2つ以上の所属クラスにわたっていることになる。

【0032】そこで、新たなファジイルールを作成した場合に、より好ましくは、特定ファジイルールの代わりに作成された新たなファジイルールの数が、この特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する特定所属クラスの数よりも少ない場合に、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を、新たなファジイルールを作成したときの数よりも増やして、特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンについて、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、修正ファジイルールを作成することを特徴とする。

【0033】このように、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を増やしてから、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンについて自己組織化学習を行なうことにより、その特定ファジイルールの代わりに修正ファジイルールを作成すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【0034】さらに、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を増やして修正ファジイルールを作成する場合に、より好ましくは、修正ファジイルールの数が、特定所属クラスの数以上となるまで、特定ファジイルールに所属するサンプルパターンの数を上限として競合層の数を1つずつ増加する毎に、修正ファジイルールを作成すると良い。但し、競合層の数は、必ずしも上限まで増加させる必要はない。

【0035】また、この発明の第2の要旨のファジイルール作成装置によれば、複数のサンプルパターンについてコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、前記ファジイルールを作成するファジイルール作成装置において、自己組織化学習をサンプルパターンの所属クラス別に行なうコホーネン型ニューラルネットワーク学習部と、自己組織化学習の結果を、自己組織化学習の結果に基づく情報として、所属クラス別に格納するメモリと、自己組織化学習の結果を用いてファジイルールのパラメータを算出するパラメータ算出部とを具えてなることを特徴とする。

【0036】このように、コホーネン型ニューラルネットワーク学習部において自己組織化学習をサンプルパターンの所属クラス別に行なえば、ファジイルールを作成した後で新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンを追加する場合に容易に適応できる。すなわち、新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンについての自己組織化学習の結果を、既に得られている自己組織化学習の結果に加えてファジイルールを作成できる。

【0037】例えば、クラスAとクラスBとのいずれかにそれぞれ所属するサンプルパターンについて所属クラ

ス別にコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、その結果を用いてファジイルールを作成した後で、クラスCに所属する追加サンプルパターンを追加してファジイルールを作成する場合について説明する。この場合は、追加サンプルパターンについてのみ自己組織化学習を行なえば済む。すなわち、クラスAおよびBに所属するサンプルパターンについては自己組織化学習をやり直す必要はない。そして、追加サンプルパターンを追加して作成されたファジイルールは、未知のパターンをクラスA～Cのいずれかに分類するのに用いることができる。

【0038】従って、この発明のファジイルール作成装置によれば、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といったサンプルデータの設定変更に対して容易に適應することができる。

【0039】さらに、この発明のファジイルール作成装置によれば、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を所属クラス別に行うコホーネン型ニューラルネットワーク学習部（以下、単に「学習部」とも称する。）を具えているので、この学習部において互いに異なる所属クラスの自己組織化学習を並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習に要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の短縮を図ることが可能である。

【0040】また、この発明のファジイルール作成装置において、好ましくは、パラメータ算出部は、メンバーシップ関数パラメータ算出部と確信度パラメータ算出部とを以って構成してあり、このメンバーシップ関数パラメータ算出部は、コホーネン型ニューラルネットワークの各競合層ユニットの持つ、自己組織化学習の結果として所属クラス別に算出された重みベクトルと、サンプルパターンとから、ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出し、確信度パラメータ算出部は、このパラメータの算出された前件部メンバーシップ関数、サンプルパターンおよびこのサンプルパターンのクラス情報から、ファジイルールの後件部実数値に相当する確信度パラメータを算出すると良い。

【0041】また、この発明の、メンバーシップ関数パラメータ算出部と確信度パラメータ算出部とを具えたファジイルール作成装置において、より好ましくは、所属クラス別に算出された重みベクトルから、前件部メンバーシップ関数のパラメータを所属クラス別に算出するメンバーシップ関数パラメータ算出部と、所属クラス別に算出されたこのパラメータを、自己組織化学習の結果に基づく情報として、所属クラス別に格納するメモリとを具えていると良い。

【0042】このように、前件部メンバーシップ関数のパラメータも所属クラス別に算出するメンバーシップ関数パラメータ算出部を具えれば、ファジイルールを作成

した後で新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンを追加する場合に一層容易に適應できる。すなわち、追加サンプルパターンについては、自己組織化学習だけでなく、前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出結果も、既に得られている前件部メンバーシップ関数のパラメータに加えてファジイルールを作成できる。

【0043】例えば、クラスAとクラスBとのいずれかにそれぞれ所属するサンプルパターンについて所属クラス別にコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、さらに、所属クラス別に前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出してファジイルールを作成した後で、クラスCに所属する追加サンプルパターンを追加してファジイルールを作成する場合について説明する。この場合は、追加サンプルパターンについてのみ自己組織化学習および前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出を行なえば済む。すなわち、クラスAおよびBに所属するサンプルパターンについては自己組織化学習および前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出をやり直す必要はない。そして、追加サンプルパターンを追加して作成されたファジイルールは、未知のパターンをクラスA～Cのいずれかに分類するのに用いることができる。

【0044】従って、この発明のファジイルール作成装置によれば、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といったサンプルデータの設定変更に対してより一層容易に適應することができる。

【0045】さらに、前件部メンバーシップ関数のパラメータ（関数パラメータ）の算出を所属クラス別に行なうメンバーシップ関数パラメータ算出部を具えた場合に、学習部における互いに異なる所属クラスの自己組織化学習およびメンバーシップ関数パラメータ算出部における関数パラメータの算出をそれぞれ並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習および関数パラメータの算出のそれぞれに要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の一層の短縮を図ることが可能である。

【0046】また、この発明の、メンバーシップ関数パラメータ算出部と確信度パラメータ算出部とを具えたファジイルール作成装置において、より好ましくは、所属クラス別に算出された重みベクトルを、自己組織化学習の結果に基づく情報として、格納するメモリと、前件部メンバーシップ関数のパラメータを、全ての所属クラスの重みベクトルと全ての所属クラスのサンプルパターンとを対象として算出するメンバーシップ関数パラメータ算出部とを具えてなると良い。

【0047】このように、全ての所属クラスを対象として、関数パラメータを算出するメンバーシップ関数パラメータ算出部を具えれば、所属クラス別に関数パラメータを算出する場合に比べて、サンプルパターンの全体の分布の傾向をより反映した前件部メンバーシップ関数の

10

20

30

40

50

パラメータを算出することができる。その結果、より適切なファジイルールを作成することができる。

【0048】ところで、ファジイルールを用いて未知のパターンをクラス別に分類する場合には、互いに異なる所属クラスのサンプルパターンは、互いに異なるファジイルールに帰属していることが望ましい。ところが、作成されたファジイルールの中には、ファジイルールの範囲が2つ以上の所属クラスのサンプルパターンにわたっている場合があり得る。その場合には、そのファジイルールを少なくとも各所属クラス毎のファジイルールに分割することが望ましい。

【0049】また、あるファジイルールに帰属するサンプルパターンの所属クラスが1つだけの場合には、そのファジイルールの後件部実数値に相当する確信度パラメータのうち、ある1つの所属クラスに所属する確信度を表す確信度パラメータの値だけが、他の所属クラスに所属する確信度を表す他の確信度パラメータの値に比べて抜き出て高くなっている。これに対して、あるファジイルールが2つ以上の所属クラスのサンプルパターンにわたっている場合には、そのファジイルールの確信度パラメータのうち2つ以上の確信度パラメータの値が、比較的高い値を示す。

【0050】そこで、この発明のファジイルール作成装置において、好ましくは、ファジイルールのうち、所属クラスのうちの2つ以上の特定所属クラスについての確信度パラメータの値が、それぞれ基準値よりも大きな値となったファジイルールを特定ファジイルールと判定するファジイルール判定部と、特定ファジイルールの代わりに特定所属クラスの各々に対応する分割ファジイルールをそれぞれ作成するため、この特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から特定所属クラス別の分割ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータをそれぞれ算出し、かつ、このパラメータの算出されたこの前件部メンバーシップ関数、特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から、分割ファジイルールの各々の後件部実数値に相当する確信度パラメータをそれぞれ算出するファジイルール分割部とを具備していると良い。

【0051】このように、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールを判定する判定部と、この判定部で判定された特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンを用いてクラス別に関数パラメータを算出することにより、その特定ファジイルールの代わりに分割ファジイルールを作成するファジイルール分割部とを具備すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【0052】ところで、上記の分割処理を行なっても、作成された分割ファジイルールの範囲が2つ以上の所属

クラスわたっている場合があり得る。例えば、分割ファジイルールの数が、元の特定ファジイルールに含まれる所属クラスの数よりも少ない場合には、その分割ファジイルールの範囲は2つ以上の所属クラスにわたっていることになる。

【0053】そこで、分割ファジイルールを作成した場合に、より好ましくは、特定ファジイルールの代わりに作成した分割ファジイルールの数がこの特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する特定所属クラスの数よりも少ないか否かを判定する分割ファジイルール判定部と、この特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンおよびこのサンプルパターンの所属するクラスを表すクラス情報から、この特定ファジイルールの代わりに新たなファジイルールを作成する新ファジイルール作成部とを具備していると良い。

【0054】このように、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンを用いて、その特定ファジイルールの代わりに新たなファジイルールを作成すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【0055】ところで、上記の更なる分割処理を行なっても、作成された新たなファジイルールの範囲が2つ以上の所属クラスわたっている場合があり得る。例えば、新たなファジイルールの数が、元の特定ファジイルールに含まれる所属クラスの数よりも少ない場合には、その新たなファジイルールの範囲は2つ以上の所属クラスにわたっていることになる。

【0056】そこで、新たなファジイルールを作成した場合に、より好ましくは、特定ファジイルールの代わりに作成された新たなファジイルールの数が、この特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する特定所属クラスの数よりも少ないか否かを判定する新ファジイルール判定部と、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を、新たなファジイルールを作成したときの数よりも増やして、特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンについて、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、修正ファジイルールを作成する修正ファジイルール作成部とを具備していると良い。

【0057】このように、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を増やしてから、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンについて自己組織化学習を行なうことにより、その特定ファジイルールの代わりに修正ファジイルールを作成する修正ファジイルール作成部を具備すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分

10

20

30

40

50

割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【0058】さらに、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を増やして修正ファジイルールを作成する場合に、より好ましくは、修正ファジイルールが、特定所属クラスの数以上となるまで、特定ファジイルールに所属するサンプルパターンを上限として競合層の数を1つずつ増加する毎に、修正ファジイルールを作成する修正ファジイルール作成部を具えてなると良い。但し、競合層の数は、必ずしも上限まで増加させる必要はない。

【0059】

【発明の実施の形態】以下、図面を参照して、この発明のファジイルール作成方法および装置の一例について併せて説明する。尚、参照する図は、この発明が理解できる程度の各構成成分の大きさ、形状および配置関係を概略的に示してあるに過ぎない。従って、この発明は図示例に限定されるものではない。

【0060】（第1比較例）先ず、この発明のファジイルール作成方法および装置の例の説明に先立ち、この発明

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in} \\ \text{then } y_1 \text{ is } b_{i1} \text{ and } y_2 \text{ is } b_{i2} \text{ and } \dots \text{ and } y_m \text{ is } b_{im} \dots (1)$$

ここで、 R^i ($1 \leq i \leq r$) は、 i 番目のファジイルールのラベル、 r はルール数、 A_{ij} ($1 \leq j \leq n$) は、前件部ファジイ変数、 b_{ik} ($1 \leq k \leq m$) は、後件部実数値である。また、 A_{ij} のメンバーシップ関数 $A_{ij}(x)$ ※

$$A_{ij}(x_i) = \exp \{ -((x_i - c_{ij})/d_{ij})^2 \} \dots (2)$$

ここで、 c_{ij} および d_{ij} は、それぞれ $A_{ij}(x_i)$ の中心値および幅を定めるパラメータである。

【0065】上記の(1)式および(2)式におけるパラメータ、ルール数 r 、後件部実数値 b_{ik} 、中心値 c_{ij} および幅 d_{ij} は、サンプルデータから以下1)～5)の手順により定められる。

【0066】1) 先ず、サンプルデータ数 N を上限として初期ルール数 r_0 を設定する。上述の文献において ★

$$S_p = [I_p, O_p] \\ = [i_{p1}, i_{p2}, \dots, i_{pn}, o_{p1}, o_{p2}, \dots, o_{pm}] \dots (3)$$

3) 次に、入力層のユニット数が $(n+m)$ 、競合層のユニット数が r_0 のコホーネン型ニューラルネットワークにおいて、 S_p に対し自己組織化学習を行う。

【0069】4) 次に、学習後の各競合層ユニットが持つ重みベクトル $W_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}, w_{i(n+1)}, w_{i(n+2)}, \dots, w_{i(n+m)}]$ ($1 \leq i \leq r_0$) から初期ファジイルールを生成する。具体的には、パラメータ b_{ik} 、 c_{ij} および d_{ij} の初期値をそれぞれ下記の(4)～(6)式のように設定する。

$$b_{ik} = w_{i(n+k)} \\ c_{ij} = w_{ij} \\ d_{ij} = \max(|u_{ij} - c_{ij}|, |l_{ij} - c_{ij}|) \dots (6)$$

但し、 u_{ij} および l_{ij} は、それぞれ i 番目の競合層ユニットに帰属するサンプルデータの入力変数 x_i に関する最大値および最小値である。

【0071】5) 次に、得られた初期ファジイルールを基にファジイ・ニューラルネットワークを構成し、忘却

* 明の理解を容易にするため、上述した文献1に開示のファジイルール作成方法について第1比較例として簡単に説明する。

【0061】この文献1には、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習とファジイ・ニューラルネットワークの忘却付き構造学習により、多数のサンプルデータからいくつかのファジイルールを作成する方法と共に、そのパターン識別問題への応用例が開示されている。

10 【0062】先ず、説明のため、 n 次元入力ベクトルと m 次元出力ベクトルとを組合せたサンプルデータが N 個与えられた場合に、 p 番目のサンプルデータにおける入力ベクトルおよび出力ベクトルをそれぞれ $I_p = [i_{p1}, i_{p2}, \dots, i_{pn}]$ 、 $O_p = [o_{p1}, o_{p2}, \dots, o_{pm}]$ ($1 \leq p \leq N$) と表す。このとき、入力変数ベクトルを $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 、出力変数ベクトルを $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]$ とすると、生成されるファジイルールは、一般に、下記の(1)で与えられる。

※ $_1$) は、例えば下記の(2)式のようにガウス関数によって定義される。

【0063】

※ $_1$) は、例えば下記の(2)式のようにガウス関数によって定義される。

【0064】

★は、 N の半分程度の値が推奨されている。

【0067】2) 次に、各サンプルデータの入力ベクトル I_p および出力ベクトル O_p を、下記の(3)式に示すように、一つの $(n+m)$ 次元ベクトル S_p にまとめ、 S_p の各要素のその平均および分散が互いに等しくなるように正規化する。

【0068】

40 ☆ $_{i(n+1)}, w_{i(n+2)}, \dots, w_{i(n+m)}]$ ($1 \leq i \leq r_0$) から初期ファジイルールを生成する。具体的には、パラメータ b_{ik} 、 c_{ij} および d_{ij} の初期値をそれぞれ下記の(4)～(6)式のように設定する。

☆ 【0070】

$$\dots (4)$$

$$\dots (5)$$

付きのバックプロパゲーション（誤差逆伝播）法によって各パラメータのチューニング（調整）とブルーニング（剪定）を行う。その結果、最終的な、ルール数 r 、後件部実数値 b_{ik} 、中心値 c_{ij} および幅 d_{ij} の値が定められる。

【0072】このようにして作成されたファジイルールは、下記の(7)および(8)式に示す簡略化ファジイ推論により、所属クラスが不明である未知パターンのパターン認識に利用することができる。

【0073】

【数1】

$$\mu_i(X) = \prod_{j=1}^n A_{ij}(x_j), \quad 1 \leq i \leq r \quad (7)$$

$$y_k^* = \frac{\sum_{i=1}^r \mu_i(X) \cdot b_{ik}}{\sum_{i=1}^r \mu_i(X)} \quad (8)$$

【0074】ここで、 $\mu_i(X)$ は入力ベクトル $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ が i 番目のファジイルールの前件部とどの程度合致しているかを表す適合度を表す。また、 y_k^* はシステムの出力に相当する推論値ベクトル $Y^* = [y_1^*, y_2^*, \dots, y_r^*]$ の第 k 成分である。そして、未知パターンは、パターン認識にあたり、この成分 y_k^* が最大となるクラス k に分類される。

【0075】(第2比較例)次に、上述した文献2に開示のファジイルールの作成方法について、第2比較例として簡単に説明する。

【0076】文献2には、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習により作成された初期ファジイルールに基づいて、ファジイルールを典型的ファジイルールと例外的ファジイルールとの二つに分けて作成する方法が開示されている。そのため、この方法では、初期ファジイルールに基づいて、ファジイ・ニューラルネットワークの忘却付き構造学習を下記の1)~6)の処理を順次に行なう。

【0077】1) 先ず、忘却付き構造学習の学習終了条件として、適当なルール数、正解率および学習回数とをそれぞれ設定する。

【0078】2) 次に、与えられたサンプルデータに対して、上記の1)とは別にあらかじめ決められた学習回数だけ忘却付き構造学習を行なう。

【0079】3) 次に、学習中のファジイ・ニューラルネットワークにサンプルデータを入力して、サンプルデータを正解となる正解データ群と不正解となる不正解データ群との2つのデータ群に分ける。

【0080】4) 次に、サンプルデータから不正解データ群を取り除く。

【0081】5) 次に、上記の1)の処理で設定した学習終了条件のいずれかが成立するまで、上記の2)~4)の処理を繰返して、典型的ファジイルールを作成する。

【0082】6) 次に、上記の3)の処理において取り除いた不正解データ群について、上記の2)~4)の処理を再度行なって、例外的ファジイルールを作成する。

但し、このときの学習終了条件は、上記の1)で設定された学習回数が成立する場合のみとする。

【0083】次に、このようにして作成した典型的ファジイルールおよび例外的ファジイルールを用いて、所属クラスが不明である未知パターンのパターン認識を行なう場合について説明する。

【0084】その場合、先ず、入力された未知パターンに対して、上記の(7)および(8)式に示す簡略化ファジイ推論を典型的ファジイルールと例外的ファジイルールとについてそれぞれ独立に行なう。

【0085】次に、典型的ファジイルールについて得られた推論値ベクトルと、例外的ファジイルールについて得られた推論値ベクトルとを組合せて未知パターンの所属クラスを判別する。文献2においては、この組合せ方について5種類の試行錯誤を行なっている。

【0086】(パターン認識装置)次に、この発明のファジイルール作成方法および装置の例の説明に先立ち、この発明の理解を容易にするため、図2を参照して、ファジイルール作成装置を具えた一般的なパターン認識装置の一例について説明する。

【0087】図2は、このパターン認識装置100の説明に供するブロック図である。

【0088】このパターン認識装置100は、パターン入力装置10、スイッチ12、サンプルパターン・クラス情報格納装置14、ファジイルール作成装置16、ファジイルール記憶装置18、パターン識別装置20および識別結果出力装置22を以て構成されている。

【0089】このパターン入力装置10は、認識処理の対象となるパターンに関する情報としてのサンプルデータまたは未知パターンをパターン認識装置100に入力する部分である。サンプルデータおよび未知パターンとしては、例えば、文字や音声等のパターン情報や、それらの情報から適当な特徴抽出処理によって得られたいくつかの特徴量を組合せた情報が入力される。

【0090】また、スイッチ12は、パターン入力装置10から入力されたパターン情報を、ファジイルール作成装置16側(図2においてはA側)、または、パターン識別装置20側(図2においてはB側)のいずれに送るかを選択する部分である。例えば、未知パターンの認識処理に先立って、認識用ファジイルールを作成する際には、このスイッチ12はA側に投入される。その結果、パターン入力装置10から入力されたサンプルパターンおよびそのクラス情報を含むサンプルデータは、サンプルパターン・クラス情報格納装置14へ送られる。一方、未知パターンの認識処理を行なう際には、このスイッチ12はB側に投入される。その結果、パターン入力装置10から入力された未知パターンは、パターン識別装置20へ送られる。

【0091】また、サンプルパターン・クラス情報格納装置14は、パターン入力装置10からスイッチ12を

経て送られてきた、多次元サンプルパターンおよびその所属クラスを表すクラス情報を格納する部分である。

【0092】また、ファジイルール作成装置16は、多次元サンプルパターンおよびそのクラス情報に基づいて、未知パターンの認識に必要なファジイルールを作成する部分である。尚、ファジイルール作成装置16の構成および動作については、後述の実施の形態において詳細に説明する。

【0093】また、ファジイルール記憶装置18は、ファジイルール作成装置16において作成した認識用ファジイルールを記憶する部分である。

【0094】また、パターン識別装置20は、パターン入力装置10からスイッチ12を経て送られてきた未知パターンについて、認識用ファジイルールを用いてその未知パターンの所属クラスを識別する部分である。尚、未知パターンの認識処理の内容については、後述の第3の実施の形態の後に説明する。

【0095】また、識別結果出力装置22は、パターン識別装置20で識別された、未知パターンの所属クラスを表すクラス情報を出力する部分である。

【0096】(第1の実施の形態)次に、図1を参照して、上述のパターン認識装置100のファジイルール作成装置16の一例として、この発明の第1の実施の形態のファジイルール作成装置の例について説明する。図1は、第1の実施の形態のファジイルール作成装置の説明に供する機能ブロック図である。

【0097】第1の実施の形態のファジイルール作成装置16は、複数のサンプルパターンについてコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、前記ファジイルールを作成する装置である。そして、このファジイルール作成装置16は、サンプルパターン分割格納部26、コホーネン型ニューラルネットワーク学習部(学習部)28、メンバーシップ関数パラメータ算出部(関数パラメータ算出部)30、メンバーシップ関数パラメータ格納部(関数パラメータ格納部)32、確信度パラメータ算出部34、帰属パターン集合・クラス情報格納部36および認識用ファジイルール判定・分割部38を以て構成されている。尚、この関数パラメータ算出部30と確信度パラメータ算出部34とは、自己組織化学習の結果を用いてファジイルールのパラメータを算出するパラメータ算出部40を構成している。

【0098】このサンプルパターン分割格納部26は、サンプルパターン・クラス情報格納装置14に格納されたサンプルパターンを、その所属クラス別に分割してそれぞれ格納する部分である。

【0099】また、学習部28は、サンプルパターン分割格納部26に格納されたサンプルパターンについて、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を特にサンプルパターンの所属クラス別に順次に行なう

部分である。

【0100】そして、個々の所属クラス毎の自己組織化学習は、従来周知の方法で行なう。従来周知のコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習としては、例えば、文献3：(「ニューラルネットワークアーキテクチャ入門」Judith E. Dayhoff著、桂井浩訳、森北出版刊、1992年)に開示されている方法が知られている。但し、この文献3においては、「コホーネン型ニューラルネットワーク」を「Kohonen 特徴地図」と表記している。

【0101】また、関数パラメータ算出部30は、コホーネン型ニューラルネットワークの各競合層ユニットの持つ、自己組織化学習の結果として所属クラス別に算出された重みベクトルと、サンプルパターンとから、ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータを所属クラス別に順次に算出する部分である。

【0102】また、関数パラメータ格納部32は、自己組織化学習の結果に基づく情報を所属クラス別に格納するメモリとして、所属クラス別に算出された関数パラメータを、所属クラス別に格納する部分である。

【0103】また、確信度パラメータ算出部34は、このパラメータの算出された前件部メンバーシップ関数、サンプルパターンおよびこのサンプルパターンのクラス情報から、ファジイルールの後件部実数値に相当する確信度パラメータを算出する部分である。

【0104】また、帰属パターン集合・クラス情報格納部36は、確信度パラメータ算出部34において算出された各ファジイルールにそれぞれ帰属するサンプルパターンの集合を、各ファジイルールの帰属パターンとして、その帰属パターンに属するサンプルパターンのクラス情報とともに格納する部分である。

【0105】また、認識用ファジイルール判定・分割部38は、判定部38aと分割部38bとを以て構成してある。

【0106】そして、この判定部38aは、ファジイルールのうち、所属クラスのうちの2つ以上の特定所属クラスについての確信度パラメータの値が、それぞれ基準値よりも大きな値となったファジイルールを特定ファジイルールと判定する部分である。

【0107】また、分割部38bは、特定ファジイルールの代わりに特定所属クラスの各々に対応する分割ファジイルールをそれぞれ作成するため、この特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から特定所属クラス別の分割ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータをそれぞれ算出し、かつ、このパラメータの算出されたこの前件部メンバーシップ関数、特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から、分割ファジイルールの各々の後件部実数値に相当する確信度パラメータをそれぞれ算出する部分である。

【0108】そして、認識用ファジイルール判定・分割部38の出力は、認識用ファジイルール記憶装置18へ送られる。

【0109】次に、第1の実施の形態のファジイルール作成装置における動作、すなわち、ファジイルール作成方法について説明する。

【0110】第1の実施の形態では、サンプルパターン・クラス情報格納装置14に、N個(Nは自然数)のn次元(nは自然数)サンプルパターンが、そのサンプルパターンの所属クラスを表すクラス情報とともに格納されている場合について説明する。

【0111】また、第1の実施の形態においては、N個のサンプルパターンのうち、p番目(pは、1以上N以下の自然数)のサンプルパターンを X_p と表す。このサンプルパターン X_p はn次元であるので、 $X_p =$

$[x_{p1}, x_{p2}, x_{p3}, \dots, x_{pn}]$ ($1 \leq p \leq N$)と表せる。すなわち、各サンプルパターン X_p は、それぞれ、その次元数n個の成分 $x_{p1}, x_{p2}, x_{p3}, \dots, x_{pn}$ を有する。

【0112】また、各サンプルパターン X_p は、それぞれm種類(mは、自然数)の所属クラスのうちのいずれかのクラス C_p ($1 \leq C_p \leq m$)に分類されているものとする。

【0113】そして、サンプルパターン・クラス情報格納装置14からファジイルール作成装置16に読み込まれたサンプルパターンおよびそのクラス情報は、サンプルパターン分割格納部26および確信度パラメータ算出部34にそれぞれ入力される。

【0114】次に、サンプルパターン分割格納部26においては、入力されたサンプルパターン X_p は、その所属クラス別に分割して格納される。ここでは、各所属クラス C ($1 \leq C \leq m$)のサンプルパターンの数を N_c で表す。そして、所属クラス $C = 1, 2, 3, \dots, m$ に所属するサンプルパターンの数 N_c を、それぞれ $N_1, N_2, N_3, \dots, N_m$ とすると、 $N = N_1 + N_2 + N_3 + \dots + N_m$ と表せる。

【0115】そして、格納された各サンプルパターン X_p は、所属クラス毎に順次コホーネン型ニューラルネットワーク学習部28へ読み出される。

* 【0116】学習部28においては、所属クラス毎に読み出された各サンプルパターン X_p に対して、ある距離尺度Dに基づいたコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を所属クラス毎に逐次行なう。距離尺度Dとしては、例えば、ベクトル間のユークリッド距離を用いると良い。

【0117】この自己組織化学習によって、コホーネン型ニューラルネットワークの入力層ユニットの数は、サンプルパターン X_p の成分の数(すなわち次元数)nとなる。

【0118】一方、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層ユニットの数については、適当な値 r_c を各所属クラス毎に設定する。適当な値 r_c としては、例えば、その所属クラスのサンプルパターン X_p の数 N_c の $1/5 \sim 1/2$ 程度の数とすると良い。ただし、コホーネン型ニューラルネットワークにおける競合層ユニットの配置については、1次元、2次元いずれでも構わない。

【0119】そして、この自己組織化学習の結果として、各競合層ユニットの有する重みベクトルを所属クラス別にそれぞれ算出する。すなわち、m種類の所属クラスの各々につき、 r_c 個(競合層ユニットの数)の重みベクトルを算出する。

【0120】また、ある所属クラスに対応する重みベクトルのうち、i番目の競合層ユニットが有する重みベクトルを W_i と表す。この重みベクトル W_i は、1つのクラスにつき、入力層ユニットの数の成分、すなわちn個の成分を有する。従って、重みベクトル W_i は、 $W_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]$ ($1 \leq i \leq r_c$)と表せる。

【0121】そして、学習部28は、所属クラス別に算出された r_c 個の重みベクトル W_i を、その所属クラスに対する自己組織化学習が終了する度に、その所属クラスの所属する N_c 個のサンプルパターンとともに、逐一メンバーシップ関数パラメータ算出部30へ送る。

【0122】ところで、この実施の形態では、未知パターンの識別処理に供するためのファジイルールを、これらの重みベクトルを候補として作成する。このファジイルールは、一般に下記の(9)式で与えられる。

* 【0123】

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in} \\ \text{then } y_1 \text{ is } b_{i1} \text{ and } y_2 \text{ is } b_{i2} \text{ and } \dots \text{ and } y_m \text{ is } b_{im} \dots (9)$$

ここで、 R^i ($1 \leq i \leq r$)は、i番目のファジイルールのラベル、rはルール数である。そして、「If」ではじまる行が前件部であり、「then」ではじまる行が後件部である。また、 A_{ij} ($1 \leq j \leq n$)は、前件部ファジイ変数、 b_{ik} ($1 \leq k \leq m$)は、後件部実数値で※

$$A_{i1}(x_1) = \max \{1 - (|x_1 - c_{i1}| / d_{i1}), 0\} \dots (10)$$

ここで、 c_{i1} および d_{i1} は、それぞれ前件部メンバーシップ関数 $A_{i1}(x_1)$ の中心値および幅を定めるパラメータである。

※ある。また、前件部ファジイ変数 A_{i1} のメンバーシップ関数(前件部メンバーシップ関数) $A_{i1}(x_1)$ を、ここでは、下記の(10)式のように周知の三角型メンバーシップ関数によって定義する。

【0124】

$$A_{i1}(x_1) = \max \{1 - (|x_1 - c_{i1}| / d_{i1}), 0\} \dots (10)$$

【0125】また、ファジイルール R^i の前件部に対する未知パターンXの合致程度を示す適合度 $\mu_i(X)$ を下記の(11)式に示すように、各次元(1~n次元)

における前件部メンバーシップ関数の代数積として求められる。

【0126】

【数2】

$$\mu_i(X) = \prod_{j=1}^n A_{ij}(x_j) \quad (11)$$

【0127】次に、関数パラメータ算出部30は、 r_c 個の重みベクトル W_i および N_c 個のサンプルパターンに基づいて、上記の(10)式で定義した認識用ファジイルールの前件部メンバーシップ関数 $A_{i1}(x_1)$ の中心値を定めるパラメータ c_{i1} および幅を定める d_{i1} を、所属クラス別に逐次算出する。以下、図3のフローチャートを参照して、メンバーシップ関数パラメータ算出部(関数パラメータ算出部)30における処理手順について*

$$S_i = \left\{ X_p \mid D(X_p, W_i) = \min_{1 \leq j \leq r_c} D(X_p, W_j), C_p = C \right\} \quad (12)$$

【0130】ここで、 $D(X_p, W_i)$ は、距離尺度 D を尺度としたサンプルパターン X_p と重みベクトル W_i とのベクトル間距離を表し、距離尺度 D がユークリッド距離である場合には、下記の(13)式で与えられる。

【0131】

【数4】

$$D(X_p, W_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{pj} - w_{ij})^2} \quad (13)$$

【0132】(b)次に、関数パラメータ算出部30は、重みベクトル W_i のブルーニング(剪定)を行なう(図3のS2)。すなわち、まず、帰属パターン集合 S_i が空集合である重みベクトル、すなわち、その重みベクトル W_i にサンプルパターンが1つも属していないものを全て削除する。そして、関数パラメータ算出部30は、残った重みベクトル W_i を選択して、その番号をその帰属パターン集合とともに新たに付け直す。

【0133】これらの重みベクトル W_i は、上述の(9)式のファジイルールの前件部メンバーシップ関数 $A_{i1}(x_1)$ の候補として、それら前件部メンバーシップ関数 $A_{i1}(x_1)$ と1対1に対応する。また、ここでは、ブルーニングの結果残った重みベクトル W_i の数を r'_c ($\leq r_c$)とする。

*で説明する。

【0128】(a)まず、関数パラメータ算出部30は、各重みベクトル W_i に帰属するサンプルパターン X_p の集合、すなわち帰属パターン集合 S_i をそれぞれ算出する(図3のS1)。そのために、前述のコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習で用いられた距離尺度 D の下で、下記の(12)式に示すように、各サンプルパターン X_p をそれぞれ最も距離の近い重みベクトルに帰属させる。そして、各重みベクトル W_i に帰属するサンプルパターン X_p の集合を帰属パターン集合 S_i としてそれぞれ求める。

【0129】

【数3】

※【0134】(c)次に、関数パラメータ算出部30は、重みベクトル W_i のファジイ化を行なう(図3のS3)。すなわち、関数パラメータ算出部30は、重みベクトル W_i とその重みベクトル W_i に含まれるサンプルパターン X_p とを用いて、 r'_c 個の認識用ファジイルールにおける前件部メンバーシップ関数の中心値を定めるパラメータ c_{i1} および幅を定めるパラメータ d_{i1} を算出する。

【0135】この算出にあたっては、重みベクトル W_i 毎に、その帰属パターン集合 S_i に含まれるサンプルパターン X_p の全要素 x_{pj} ($1 \leq j \leq n$)が、 $\alpha \in (0, 1)$ 以上のグレードを取るようにする。すなわち、そのサンプルパターン X_p の全要素 x_{pj} が、前件部メンバーシップ関数 $A_{i1}(x_{pj})$ に対して、 $A_{i1}(x_{pj}) \geq \alpha \in (0, 1)$ となるようにする。ここで、 α は、設計者が適宜定めるパラメータであり、できるだけ大きな値とすることが好ましい。

【0136】具体的には、中心値を定めるパラメータ c_{i1} および幅を定めるパラメータ d_{i1} は、それぞれ重みベクトル W_i の成分 w_{i1} を用いて、それぞれ下記の(14)式および(15)式で与えられる。

【0137】

※40 【数5】

$$c_{ij} = w_{ij} \quad (14)$$

$$d_{ij} = \frac{\max \left\{ \left| \min_{X_p \in S_i} x_{pj} - c_{ij} \right|, \left| \max_{X_p \in S_i} x_{pj} - c_{ij} \right| \right\}}{1 - \alpha} \quad (15)$$

【0138】尚、上記の(15)式において、分子の値が0となる場合には、そのメンバーシップ関数を幅が0のシングルトン(非ファジイ値=実数値)とする。以下、重みベクトルに対する上記(14)式および(15)式による操作をファジイ化と称する。

【0139】そして、関数パラメータ算出部30は、所属クラス別に逐次算出された、中心値を定めるパラメータ c_{i1} および幅を定めるパラメータ d_{i1} を、順次にメンバーシップ関数パラメータ格納部32へ送る。

50 【0140】メンバーシップ関数パラメータ格納部32

は、所属クラス別にそれぞれ入力される、前件部メンバーシップ関数の中心値を定めるパラメータ c_{i1} および幅を定めるパラメータ d_{i1} を逐次格納する。そして、この格納部32において、全ての所属クラスについてのパラメータ c_{i1} および d_{i1} が格納された後に、これらの所属クラス別のパラメータ c_{i1} および d_{i1} の番号 i を、全ての所属クラスについて通し番号に新たに付け直す。ここでは、通し番号の最大値 r_1 は、各所属クラスでのブルーニング後のファジイルールの数、すなわちブルーニングの結果残った重みベクトル W_i の数 r'_i の和となる。例えば、第1の所属クラスの重みベクトルの数を r'_1 個、第2の所属クラスの重みベクトルの数を r'_2 個、以下同様にして、第 m の所属クラスの重みベクトルの数を r'_m 個とすれば、通し番号の最大値 r_1 は、 $r_1 = r'_1 + r'_2 + \dots + r'_m$ と表せる。

【0141】そして、格納部32は、通し番号が新たに付けられたパラメータ c_{i1} および d_{i1} を、確信度パラメータ算出部34へ送る。

【0142】確信度パラメータ算出部34は、パラメータ c_{i1} および d_{i1} をそれぞれ算出することにより前件部メンバーシップ関数 $A_{i1}(x_1)$ が定められた r_1 個の*

$$S_i = \left\{ X_p \mid \mu_i(X_p) = \max_{1 \leq j \leq r_1} \mu_j(X_p), 1 \leq p \leq N \right\} \quad (16)$$

【0145】(b) 次に、確信度パラメータ算出部34は、認識用ファジイルール R^1 のブルーニング(剪定)を行なう(図4のS2)。そのために、確信度パラメータ算出部34は、先ず、帰属パターン集合 S_i が空集合である認識用ファジイルール R^1 、すなわち、その認識用ファジイルール R^1 にサンプルパターンが1つも属していないものを全て削除する。そして、確信度パラメータ算出部34は、残った認識用ファジイルール R^1 を選択して、その番号 i および帰属パターン集合 S_i の番号を共に新たに付け直す。ここでは、ブルーニングの結果選択された認識用ファジイルール R^1 の新たな番号の最大値を r_2 ($\leq r_1$: 通し番号の最大値) とする。

【0146】そして、確信度パラメータ算出部34は、選択された認識用ファジイルール R^1 ($1 \leq i \leq r_2$) の帰属パターン集合 S_i と、その帰属パターン集合 S_i に含まれる各サンプルパターン X_p のクラス情報とを合わせて帰属パターン集合・クラス情報格納部36へ送る。

【0147】(c) 次に、確信度パラメータ算出部34は、確信度パラメータの算出を行なう(図4のS3)。そのために、確信度パラメータ算出部34は、各認識用ファジイルール R^1 の帰属パターン X_p とそのクラス情報 C_p とに基づいて、 r_2 個の認識用ファジイルールにおける後件部実数値に相当する確信度パラメータ b_{i1} を算出する。

【0148】具体的には、確信度パラメータ b_{i1} は、認

* 認識用ファジイルール R^1 について、サンプルパターン X_p およびそのクラス情報 C_p から、上記の(9)式に示す後件部実数値 b_{i1} に相当する各所属クラスに対する確信度パラメータを算出する。以下、図4のフローチャートを参照して、確信度パラメータ算出部34における処理手順について説明する。

【0143】(a) 先ず、確信度パラメータ算出部34は、各認識用ファジイルール R^1 に帰属するサンプルパターン X_p の集合、すなわち、帰属パターン集合 S_i をそれぞれ算出する(図4のS1)。そのために、確信度パラメータ算出部34は、各サンプルパターン X_p を、その適合度 $\mu_i(X_p)$ が最大となる認識用ファジイルールにそれぞれ帰属させて、各認識用ファジイルール R^1 に帰属するサンプルパターン X_p の帰属パターン集合 S_i を求める。この帰属パターン集合 S_i は、認識用ファジイルール R^1 に対するサンプルパターン X_p の適合度 $\mu_i(X_p)$ を用いて、下記の(16)式のように表される。

【0144】

【数6】

認識用ファジイルール R^1 に対するサンプルパターン X_p の適合度 $\mu_i(X_p)$ を用いて、下記の(17)式または(18)式で与えられる。

【0149】

【数7】

$$b_{ik} = \max_{\{X_p \mid C_p = k, X_p \in S_i\}} \mu_i(X_p) \quad (17)$$

$$b_{ik} = \sum_{\{X_p \mid C_p = k, X_p \in S_i\}} \mu_i(X_p) \quad (18)$$

【0150】このように、確信度パラメータ算出部34において r_2 個の認識用ファジイルール R^1 の確信度パラメータ b_{i1} をそれぞれ算出することにより、認識用ファジイルール R^1 が作成される。

【0151】そして、確信度パラメータ算出部34は、作成された認識用ファジイルール R^1 の各々を認識用ファジイルール判定・分割部38へ送る。

【0152】また、帰属パターン集合・クラス情報格納部36に格納された帰属パターン集合 S_i およびそのクラス情報も、認識用ファジイルール判定・分割部38へ送られる。

【0153】認識用ファジイルール判定・分割部38は、その判定部38aで、ファジイルールのうち、所属クラスのうちの2つ以上の特定所属クラスについての確信度パラメータの値が、それぞれ基準値よりも大きな値となったファジイルールを特定ファジイルールと判定す

る。

【0154】そして、認識用ファジイルール判定・分割部38は、その分割部38bで、特定ファジイルールの代わりに特定所属クラスの各々に対応する分割ファジイルールをそれぞれ作成するため、この特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から特定所属クラス別の分割ファジイルールの前件部メンバーシップ関数のパラメータをそれぞれ算出し、かつ、このパラメータの算出されたこの前件部メンバーシップ関数、特定サンプルパターンおよびそのクラス情報から、分割ファジイルールの各々の後件部実数値に相当する確信度パラメータをそれぞれ算出する。

【0155】以下、図5のフローチャートを参照して、認識用ファジイルール判定・分割部38における処理手順について説明する。

*

$$T_i = \left\{ k \mid b_{ik} > \beta \cdot \max_{1 \leq j \leq m} b_{ij}, 1 \leq k \leq m \right\} \quad (19)$$

【0159】また、ここでは、ある認識用ファジイルールR'についての所属クラスT_iの要素数をr'、とする。そして、要素数r'が2以上の場合に、判定部38aは、その認識用ファジイルールR'を分割処理が必要な特定ファジイルールと判定する。

【0160】(b)次に、認識用ファジイルール判定・分割部38は、その分割部38bにおいて、特定ファジイルールのメンバーシップ関数のパラメータの再算出を行なう(図5のS2)。そのために、認識用ファジイルール判定・分割部38は、所属クラス集合T_iの要素数r'が2以上である特定ファジイルールR'のみを対象として、特定ファジイルールR'に代わるr'個の分割ファジイルールR₁' (1 ≤ 1 ≤ r')を新たに作成する。そのために、認識用ファジイルール判定・分割部38は、分割ファジイルールの前件部メンバーシップ

※ブ関数A₁₁(x₁)の中心値を定めるパラメータc₁₁および幅を定めるパラメータd₁₁を算出する。

【0161】また、1つの特定ファジイルールR'の代わりに作成される複数の分割ファジイルールR₁'は、分割処理が成功すれば、その特定ファジイルールR'についての所属クラス集合T_iに含まれる複数の所属クラスとそれぞれ1対1に対応するものである。そこで、パラメータc₁₁およびd₁₁の値は、元の特定ファジイルールR'の帰属パターン集合S_iに属するサンプルパターンX_pおよびそのクラス情報C_pに基づいて、対応する所属クラスkに対してそれぞれ下記の(20)式および(21)式で与えられる。

【0162】

【数9】

$$c_{1j} = \frac{\min_{\{X_p | C_p = k \text{ OR } C_p \notin T_i, X_p \in S_i\}} x_{pj} + \max_{\{X_p | C_p = k \text{ OR } C_p \notin T_i, X_p \in S_i\}} x_{pj}}{2} \quad (20)$$

$$d_{1j} = \frac{\max_{\{X_p | C_p = k \text{ OR } C_p \notin T_i, X_p \in S_i\}} x_{pj} - c_{1j}}{1 - \alpha} \quad (21)$$

【0163】上記の(21)式におけるαは、上述の(15)式におけるαと同一の値である。

【0164】(c)次に、認識用ファジイルール判定・分割部38は、分割部38bにおいて、確信度パラメータの再算出を行なう(図5のS3)。そのために、認識用ファジイルール判定・分割部38は、元の特定ファジイルールR'の帰属パターン集合S_iにおけるサンプルパターンX_pとそのクラス情報C_pに基づいて、元の特定ファジイルールR'に代わる分割ファジイルールR₁'の確信度パラメータb_{1k}を算出する。この算出の処理は、上述の確信度パラメータ算出部34における処理と同一である。

【0165】このようにして、分割の対象となった特定ファジイルールR'の各々は、いくつかの分割ファジイルールR₁'に置き換えられる。その結果、ファジイルールの合計数は、分割前のr₂個よりも増加してr₃(≥ r₂)個となる。

【0166】そして、作成された認識用ファジイルールは、そのルール数rとともに、認識用ファジイルール記憶装置18に記憶される。この実施の形態では、ルール数rとしてr = r₃が記憶される。このようにして、第1の実施の形態における、未知パターンの識別処理に供するためのファジイルールの作成処理が完了する。

【0167】この第1の実施の形態のように、コホーネ

ン型ニューラルネットワークの自己組織化学習および前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出をそれぞれ所属クラス別に算出すれば、ファジイルールを作成した後で新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンを追加する場合に容易に適応できる。すなわち、追加サンプルパターンについての自己組織化学習の結果および前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出結果を、既に得られている前件部メンバーシップ関数のパラメータに加えて容易にファジイルールを作成できる。従って、第1の実施の形態によれば、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といったサンプルデータの設定変更に対して容易に適応することができる。

【0168】また、第1の実施の形態においては、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を、所属クラス別に順次に行なったが、この発明では、自己組織化学習の学習順序はこれに限定する必要はなく、例えば、所属クラス別の自己組織化学習を、各クラス同時進行で、並列に行なっても良い。そして、互いに異なる所属クラスの自己組織化学習を並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習に要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の短縮を図ることが可能である。

【0169】また、第1の実施の形態においては、前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出も、所属クラス別に順次に行なったが、この発明では、前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出の順序はこれに限定する必要はなく、例えば、所属クラス別の前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出を、各クラス同時進行で、並列に行なっても良い。そして、互いに異なる所属クラスの前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出を並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出に要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の短縮を図ることが可能である。

【0170】（第2の実施の形態）

次に、図6を参照して、上述のパターン認識装置100のファジイルール作成装置16の一例として、この発明の第2の実施の形態のファジイルール作成装置および方法の例について説明する。図6は、第2の実施の形態のファジイルール作成装置の説明に供する機能ブロック図である。

【0171】第2の実施の形態のファジイルール作成装置16は、複数のサンプルパターンについてコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、前記ファジイルールを作成する装置である。そして、このファジイルール作成装置16は、サンプルパターン分割格納部26、コホーネン型ニューラルネットワーク学習部（学習部）28、重みベクトル格納部42、メンバーシップ関数パラメータ算出部（関数パラメータ算出部）30a、確信度

パラメータ算出部34、帰属パターン集合・クラス情報格納部36および認識用ファジイルール判定・分割部38を以って構成されている。尚、この関数パラメータ算出部30aと確信度パラメータ算出部34とは、自己組織化学習の結果を用いてファジイルールのパラメータを算出するパラメータ算出部40aを構成している。

【0172】そして、第2の実施の形態のファジイルール作成装置16は、第1の実施の形態におけるメンバーシップ関数算出部30の代わりにメンバーシップ関数算出部30aを具えている点と、パラメータ格納部として、第1の実施の形態におけるメンバーシップ関数パラメータ格納部32の代わりに重みベクトル格納部42を具えている点とを除いては、上述した第1の実施の形態のファジイルール作成装置と同一の構成である。このため、第2の実施の形態においては、第1の実施の形態と同一の構成成分には同一の符号を付してその詳細な説明を省略する。

【0173】この重みベクトル格納部42は、コホーネン型ニューラルネットワーク学習部28において所属クラス別にそれぞれ求めた重みベクトル W_i を、自己組織化学習の結果に基づく情報として格納するメモリである。

【0174】また、メンバーシップ関数パラメータ算出部30aは、前件部メンバーシップ関数のパラメータを、全ての所属クラスの重みベクトルと全ての所属クラスのサンプルパターンとを対象として算出する部分である。

【0175】また、サンプルパターン・クラス情報格納装置14から認識用ファジイルール作成装置16に読み込まれたサンプルパターン X_p ($1 \leq p \leq N$) およびそのクラス情報 C_p ($1 \leq C_p \leq m$) は、サンプルパターン分割格納部26および確信度パラメータ算出部34だけでなく、このメンバーシップ関数パラメータ算出部30aへも入力される。

【0176】次に、第2の実施の形態のファジイルール作成装置における動作、すなわち、ファジイルール作成方法について説明する。

【0177】第2の実施の形態では、コホーネン型ニューラルネットワーク学習部28において自己組織化学習を所属クラス別に行ない、その結果として所属クラス別の重みベクトルを算出するところまでは、上述の第1の実施の形態と同一の処理である。このため、第2の実施の形態では、所属クラス別に重みベクトルをそれぞれ算出する処理については、その詳細な説明を省略する。

【0178】第2の実施の形態では、学習部28において所属クラス別に逐次算出された重みベクトル W_i ($1 \leq i \leq r_c$) は、所属クラスごとに逐次重みベクトル格納部42へ格納される。

【0179】そして、重みベクトル格納部42において、全ての所属クラスについての重みベクトル W_i が格

納された後に、これらの所属クラス別の重みベクトル W_i の番号 i を、全ての所属クラスについて通し番号に新たに付け直す。ここでは、通し番号の最大値 r_0 は、各所属クラスでの重みベクトル W_i の数 r'_c の和となる。例えば、第1の所属クラスの重みベクトルの数を r'_1 個、第2の所属クラスの重みベクトルの数を r'_2 個、以下同様にして、第 m の所属クラスの重みベクトルの数を r'_m 個とすれば、通し番号の最大値 r_0 は、 $r_0 = r'_1 + r'_2 + \dots + r'_m$ と表せる。

【0180】そして、重みベクトル格納部42は、通し番号が新たに付けられた重みベクトル W_i を、メンバーシップ関数パラメータ算出部（関数パラメータ算出部）30aへ送る。

【0181】次に、関数パラメータ算出部30aは、全ての所属クラスの N 個のサンプルパターン X_p および r_*

$$S_i = \left\{ X_p \mid D(X_p, W_i) = \min_{1 \leq j \leq r_0} D(X_p, W_j), 1 \leq p \leq N \right\} \quad (22)$$

【0183】次に、関数パラメータ算出部30aにおいて、上述した第1の実施の形態における関数パラメータの算出処理と同様に、重みベクトルのブルーニング（剪定）および重みベクトルのファジイ化を行なう。また、重みベクトルのブルーニングの結果、第2の実施の形態においては r_1 （ $\leq r_0$ ）個のファジイルールにおける前件部メンバーシップ関数のパラメータ c_{i1} および d_{i1} がそれぞれ算出される。

【0184】次に、確信度パラメータ算出部34において、上述した第1の実施の形態と同様の処理を行なって、確信度パラメータを算出する。

【0185】次に、認識用ファジイルール判定・分割部38において、上述した第1の実施の形態と同様に、特定ファジイルールと判定されたものについて分割処理を行なって、ファジイルールの作成を完了する。

【0186】このように、第2の実施の形態においては、所属クラス別にコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行なった結果を基にして、全ての所属クラスを対象として関数パラメータを算出する。このため、第2の実施の形態においては、上述の第1の実施の形態のように所属クラス別に関数パラメータを算出する場合に比べて、サンプルパターンの全体の分布の傾向をより反映した前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出することができる。その結果、より適切なファジイルールを作成することができる。

【0187】また、第2の実施の形態においても、上述の第1の実施の形態の場合と同様に、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といったサンプルデータの設定変更に対して容易に適応することができる。

【0188】また、第2の実施の形態においては、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を、所属クラス別に順次に行なったが、この発明では、自己

*。個の重みベクトル W_i に基づいて、上記の(10)式で定義した認識用ファジイルールの前件部メンバーシップ関数 $A_{i1}(x_1)$ の中心値を定めるパラメータ c_{i1} および幅を定めるパラメータ d_{i1} を算出する。上述の第1の実施の形態においては、これらのパラメータ c_{i1} および d_{i1} を所属クラス別にそれぞれ算出していたが、第2の実施の形態においては、これらのパラメータ c_{i1} および d_{i1} を全てのサンプルパターンを対象として算出する。すなわち、第1の実施の形態においては、上記の(12)式に示すように帰属パターン集合 S_i を定めていたが、第2の実施の形態では、全ての所属クラスを対象として処理するため、帰属パターン集合 S_i を下記の(22)式で与える。

【0182】

【数10】

組織化学習の学習順序はこれに限定する必要はなく、例えば、所属クラス別の自己組織化学習を、各クラス同時進行で、並列に行なっても良い。そして、互いに異なる所属クラスの自己組織化学習を並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習に要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の短縮を図ることが可能である。

【0189】（第3の実施の形態）次に、図7を参照して、上述のパターン認識装置100のファジイルール作成装置16の一例として、この発明の第3の実施の形態のファジイルール作成装置および方法の例について説明する。図7は、第3の実施の形態のファジイルール作成装置の説明に供する機能ブロック図である。

【0190】第3の実施の形態のファジイルール作成装置16は、複数のサンプルパターンについてコホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、前記ファジイルールを作成する装置である。そして、このファジイルール作成装置16は、サンプルパターン分割格納部26、コホーネン型ニューラルネットワーク学習部（学習部）28、重みベクトル格納部42、メンバーシップ関数パラメータ算出部（関数パラメータ算出部）30a、確信度パラメータ算出部34、帰属パターン集合・クラス情報格納部36および認識用ファジイルール判定・分割・再作成部44を以って構成されている。尚、この関数パラメータ算出部30aと確信度パラメータ算出部34とは、自己組織化学習の結果を用いてファジイルールのパラメータを算出するパラメータ算出部40aを構成している。

【0191】そして、第3の実施の形態のファジイルール作成装置16は、認識用ファジイルール判定・分割部38の代わりに認識用ファジイルール判定・分割・再作

成部44を具えている点を除いては、上述の第2の実施の形態におけるファジイルール作成装置16と同一の構成である。このため、第3の実施の形態においては、第2の実施の形態と同一の構成成分には、同一の符号を付して、その詳細な説明を省略する。

【0192】次に、図8を参照して、認識用ファジイルール判定・分割・再作成部44について説明する。図8は、認識用ファジイルール判定・分割・再作成部44の説明に供する機能ブロック図である。

【0193】この認識用ファジイルール判定・分割・再作成部44は、判定部38a、分割部38b、分割ファジイルール判定部46、新ファジイルール作成部48、新ファジイルール判定部50および修正ファジイルール作成部52を以って構成されている。そして、この判定部38aおよび分割部38bは、上述の第2の実施の形態で説明したものと同一である。

【0194】また、分割ファジイルール判定部46は、分割部38bにおいて特定ファジイルールの代わりに作成され分割ファジイルールの数がこの特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する特定所属クラスの数よりも少ないか否かを判定する部分である。分割ファジイルールの数が、元の特定ファジイルールに含まれる所属クラスの数よりも少ない場合には、その分割ファジイルールの範囲は2つ以上の所属クラスにわたっていることになる。

【0195】また、新ファジイルール作成部48は、分割ファジイルール判定部46において判定された特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンおよびこのサンプルパターンの所属するクラスを表すクラス情報から、この特定ファジイルールの代わりに新たなファジイルールを作成する部分である。

【0196】また、新ファジイルール判定部50は、新ファジイルール作成部48において特定ファジイルールの代わりに作成された新たなファジイルールの数が、特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する特定所属クラスの数よりも少ないか否かを判定する部分である。新たなファジイルールの数が、元の特定ファジイルールに含まれる所属クラスの数よりも少ない場合には、その新ファジイルールの範囲は2つ以上の所属クラスにわたっていることになる。従って、新ファジイルール作成部48における処理が不十分であったことになる。

【0197】また、修正ファジイルール作成部52は、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を、新たなファジイルールを作成したときの数よりも増やして、特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンについて、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を再び行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、修正ファジイルールを作成する部分である。

【0198】次に、図9を参照して、第3の実施の形態

のファジイルール作成方法、特に、認識用ファジイルール判定・分割・再作成部44の動作について説明する。図9は、認識用ファジイルール判定・分割・再作成部44の処理手順の説明に供するフローチャートである。

【0199】尚、第3の実施の形態では、認識用ファジイルール判定・分割・再作成部44の分割部38bにおいて、分割ファジイルールを作成するところまでは、第1の実施の形態において説明した認識用ファジイルール判定・分割部38の処理と同一の処理であるので、その詳細な説明を省略する。すなわち、図9のS1のステップである(a)確信度パラメータの判定、S2のステップである(b)メンバーシップ関数パラメータの再算出の処理およびS3のステップである(c)確信度パラメータ再算出の処理は、第1の実施の形態において説明した処理と同一である。

【0200】(d)そして、S3のステップの処理を行なって分割ファジイルールを作成した後に、第3の実施の形態では、続いて、分割ファジイルール判定部46において、分割部38bにおいて特定ファジイルールの代わりに作成され分割ファジイルールの数がこの特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する特定所属クラスの数よりも少ないか否かを判定する(図9のS4)。

【0201】そのために、分割ファジイルール判定部46は、細分化の対象となった特定ファジイルール R^i 毎に、それに代わる分割ファジイルール R^j が実際に何個作成されたかを調べる。例えば、特定ファジイルール R^i の細分化により作成された分割ファジイルール R^j の数を r_j とし、一方、元の特定ファジイルール R^i の特定所属クラスの数を r_i とした場合に、 $r_j > r_i$ ならば、その特定ファジイルール R^i の分割処理が不十分であったと判定する。

【0202】(e)次に、新ファジイルール作成部48において、分割ファジイルール判定部46において判定された特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンおよびこのサンプルパターンの所属するクラスを表すクラス情報から、特定ファジイルール R^i の代わりに新たなファジイルールを r_j 個以上作成する(図9のS5)。

【0203】新たなファジイルールの作成にあたっては、任意好適な方法を用いると良く、例えば、上述した第1および第2の実施の形態で説明したファジイルール作成方法を用いると良い。

【0204】(f)次に、新ファジイルール判定部50において、新ファジイルール作成部48において特定ファジイルールの代わりに作成された新たなファジイルールの数が、特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンの所属する特定所属クラスの数よりも少ないか否かを判定する(図9のS6)。

【0205】そのために、新ファジイルール判定部50

は、細分化の対象となった特定ファジイルール R' 毎に、それに代わる新たなファジイルール R'_n が実際に何個作成されたかを調べる。例えば、特定ファジイルール R' の細分化により作成された新たなファジイルール R'_n の数を $r_{i'}$ とし、一方、元の特定ファジイルール R' の特定所属クラスの数 $r_{i'}$ とした場合に、 $r_{i'}$ $> r_{i'}$ ならば、その特定ファジイルール R' の分割処理が不十分であったと判定する。その場合、その新たなファジイルール R'_n の範囲は2つ以上の所属クラスにわたっていることになる。従って、新ファジイルール作成部48における処理が不十分であったことになる。

【0206】(g)次に、修正ファジイルール作成部52において、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を、新たなファジイルールを作成したときの数よりも増やして、特定ファジイルールに所属する特定サンプルパターンについて、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を再び行ない、この自己組織化学習の結果を用いて、修正ファジイルールを作成する(図9のS7)。

【0207】ここでは、競合層の数を増やして修正ファジイルールを作成するにあたり、修正ファジイルールの数 $r_{i''}$ が、特定所属クラスの数 $r_{i'}$ 以上となるまで、特定ファジイルール R' に所属するサンプルパターンの数を上限として競合層の数を1つずつ増加する毎に、修正ファジイルールを作成する。例えば、 m 個の競合層を $m+1$ 個として、特定ファジイルールの代わりに修正ファジイルールを作成する。そして、特定ファジイルール細分化が不十分な場合には、競合層を $m+2$ 個に増やして再び修正ファジイルールを作成する。この処理を $r_{i''} \geq r_{i'}$ となるまで、競合層の数を特定ファジイルール R' に所属するサンプルパターンの数以下の範囲で増加して修正ファジイルールを作成する。

【0208】そして、特定ファジイルールが十分に細分化された場合には、修正ファジイルールを合わせた全てのファジイルールの数 r_i は、上記のS3のステップまでに作成されたファジイルールの数 r_i 以上となる。

【0209】このように、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールを細分化して、新たなファジイルール、さらに必要に応じて修正ファジイルールを作成すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができるので、より適切なファジイルールが得られる。

【0210】(パターン識別装置)次に、図2に示したパターン認識装置100のパターン識別装置20の構成および動作について図10を参照して簡単に説明する。図10は、パターン識別装置の説明に供する機能ブロック図である。

【0211】このパターン識別装置20は、適合度算出部54、確信度パラメータ算出部(確信度算出部)56および所属クラス判定部58を具えている。

【0212】この適合度算出部54において、識別対象パターンとしての未知パターン X に対して、認識用ファジイルール記憶装置18に記憶された各ファジイルール R' の適合度 $\mu_i(X)$ を上記の(11)式を用いて算出する。

【0213】次に、確信度パラメータ算出部56において、各ファジイルール R' の適合度 $\mu_i(X)$ とその確信度パラメータ b_{ik} との代数積を算出することにより、未知パターン X の各所属クラスに対する確信度 y_k^* を算出する。具体的には、この確信度 y_k^* は、下記の(23)式または(24)式で与えられる。

【0214】

【数11】

$$y_k^* = \max_i \mu_i(X) \cdot b_{ik} \quad (23)$$

$$y_k^* = \sum_i \mu_i(X) \cdot b_{ik} \quad (24)$$

【0215】次に、所属クラス判定部58において、未知パターン X の各所属クラスに対する確信度 y_k^* が最大となるクラス C を探索する。すなわち、下記の(25)式を満足する確信度 y_k^* を探索する。

【0216】

【数12】

$$y_C^* = \max_k y_k^* \quad (25)$$

【0217】但し、上記の(25)式において、 $y_C^* = 0$ となる場合は、未知パターン X を識別不能とする。この所属クラス判定部58の判定結果は、識別結果出力装置22に伝送されて出力される。

【0218】このようにして、例えば光学的スキャナで読み取られた文字画像やマイクロホンで記録された人間の音声パターンといった未知パターンについて、その未知パターンの所属クラスを判定することにより、その文字や音声の内容を認識することができる。

【0219】上述した各実施の形態では、これらの発明を特定の条件で構成した例についてのみ説明したが、これらの発明は多くの変更および変形を行うことができる。例えば、上述した各実施の形態では、ファジイルールを作成するにあたり、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習をクラス別に行なった後、前件部メンバーシップ関数のパラメータおよび後件部実数値に相当する確信度パラメータをそれぞれ算出したが、この発明では、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を所属クラス別に行なった後は、どのようにしてファジイルールを作成しても良い。例えば、自己組織化学習後、上述した文献1に開示の技術のようにファジィ・ニューラルネットワークの忘却付き学習を行なってファジイルールを作成しても良い。

【0220】また、例えば、上述した実施の形態においては、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織

化学習を、所属クラス別に順次に行なったが、この発明では、自己組織化学習の学習順序はこれに限定する必要はなく、例えば、所属クラス別の自己組織化学習を、各クラス同時進行で、並列に行なっても良い。そして、互いに異なる所属クラスの自己組織化学習を並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習に要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の短縮を図ることが可能である。

【0221】また、上述した実施の形態においては、前件部メンバーシップ関数を、上記の(10)式により三角型として定義したが、この発明では、前件部メンバーシップ関数の種類はこれに限定する必要はない。例えば、前件部メンバーシップ関数として、上記の(2)式により定義された釣り鐘型や多次元型のメンバーシップ関数を用いても良い。多次元型メンバーシップ関数としては、例えば、上記の文献2に記載されているものを用いることができる。尚、多次元メンバーシップ関数の場合は、その値が適合度に一致する。

【0222】また、上述した実施の形態においては、各ファジイルールにおける適合度を上記の(11)式による代数積として算出したが、この発明では、適合度の算出方法はこれに限定する必要はない。例えば、上述の文献3に記載の任意の演算方法を用いることができる。

【0223】

【発明の効果】この発明の第1の要旨のファジイルール作成方法および第2の要旨のファジイルール作成装置によれば、自己組織化学習をサンプルパターンの所属クラス別に行なう。このため、ファジイルールを作成した後で新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンを追加する場合に容易に適應できる。すなわち、新たな所属クラスに所属する追加サンプルパターンについての自己組織化学習の結果を、既に得られている自己組織化学習の結果に加えてファジイルールを作成できる。従って、この発明のファジイルール作成方法によれば、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といったサンプルデータの設定変更に対して容易に適應することができる。

【0224】さらに、この発明のファジイルール作成方法によれば、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習を所属クラス別に行なっているの、互いに異なる所属クラスの自己組織化学習を並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習に要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の短縮を図ることが可能である。

【0225】また、所属クラス別に自己組織化学習を行なった後に、前件部メンバーシップ関数のパラメータも所属クラス別に算出するにすれば、ファジイルールを作成した後で新たな所属クラスに所属する追加サンプ

ルパターンを追加する場合に一層容易に適應できる。すなわち、追加サンプルパターンについては、自己組織化学習だけでなく、前件部メンバーシップ関数のパラメータの算出結果も、既に得られている前件部メンバーシップ関数のパラメータに加えてファジイルールを作成できる。従って、この発明のファジイルール作成方法によれば、新しい所属クラスのサンプルパターンの追加変更といったサンプルデータの設定変更に対してより一層容易に適應することができる。

【0226】さらに、コホーネン型ニューラルネットワークの自己組織化学習のみならず、前件部メンバーシップ関数のパラメータ(関数パラメータ)の算出も所属クラス別に行なう場合に、互いに異なる所属クラスの自己組織化学習および関数パラメータの算出をそれぞれ並列処理、すなわち、同時進行で行なえば、自己組織化学習および関数パラメータの算出のそれぞれに要する処理時間の短縮を図ることができる。その結果、ファジイルール作成に要する処理時間の一層の短縮を図ることが可能である。

【0227】また、所属クラス別に自己組織化学習を行なった後に、全ての所属クラスを対象として、関数パラメータを算出すれば、所属クラス別に関数パラメータを算出する場合に比べて、サンプルパターンの全体の分布の傾向をより反映した前件部メンバーシップ関数のパラメータを算出することができる。その結果、より適切なファジイルールを作成することができる。

【0228】また、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールを判定し、判定された特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンを用いてクラス別に関数パラメータを算出することにより、その特定ファジイルールの代わりに分割ファジイルールを作成すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【0229】また、分割ファジイルールが十分に細分化されていない場合に、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンを用いて、その特定ファジイルールの代わりに新たなファジイルールを作成すれば、特定ファジイルールの所属クラス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【0230】また、新たなファジイルールが十分に細分化されていない場合に、コホーネン型ニューラルネットワークの競合層の数を増やしてから、2つ以上の所属クラスにわたっている特定ファジイルールに帰属する特定サンプルパターンについて自己組織化学習を行なうことにより、その特定ファジイルールの代わりに修正ファジイルールを作成すれば、特定ファジイルールの所属クラ

ス別の分割を図ることができる。特定ファジイルールを所属クラス別に分割することができれば、より適切なファジイルールが得られる。

【図面の簡単な説明】

【図1】第1の実施の形態のファジイルール作成装置の説明に供する機能ブロック図である。

【図2】パターン認識装置の説明に供する機能ブロック図である。

【図3】メンバーシップ関数パラメータ算出部の処理手順の説明に供するフローチャートである。

【図4】確信度パラメータ算出部の処理手順の説明に供するフローチャートである。

【図5】認識用ファジイルール判定・分割部の処理手順の説明に供するフローチャートである。

【図6】第2の実施の形態のファジイルール作成装置の説明に供する機能ブロック図である。

【図7】第3の実施の形態のファジイルール作成装置の説明に供する機能ブロック図である。

【図8】認識用ファジイルール判定・分割・再作成部の説明に供する機能ブロック図である。

【図9】認識用ファジイルール判定・分割・再作成部の処理手順の説明に供するフローチャートである。

【図10】パターン識別装置の説明に供する機能ブロック図である。

【符号の説明】

100：パターン認識装置

10：パターン入力装置

12：スイッチ

*

* 14：サンプルパターン・クラス情報格納装置

16：認識用ファジイルール作成装置

18：認識用ファジイルール記憶装置

20：パターン識別装置

22：識別結果出力装置

26：サンプルパターン分割格納部

28：コホーネン型ニューラルネットワーク学習部（学習部）

30、30a：メンバーシップ関数パラメータ算出部

10（関数パラメータ算出部）

32：メンバーシップ関数パラメータ格納部（関数パラメータ格納部）

34：確信度パラメータ算出部

36：帰属パターン集合・クラス情報格納部

38：認識用ファジイルール判定・分割部

38a：判定部

38b：分割部

40、40a：パラメータ算出部

42：重みベクトル格納部

20 44：認識用ファジイルール判定・分割・再作成部

46：分割ファジイルール判定部

48：新ファジイルール作成部

50：新ファジイルール判定部

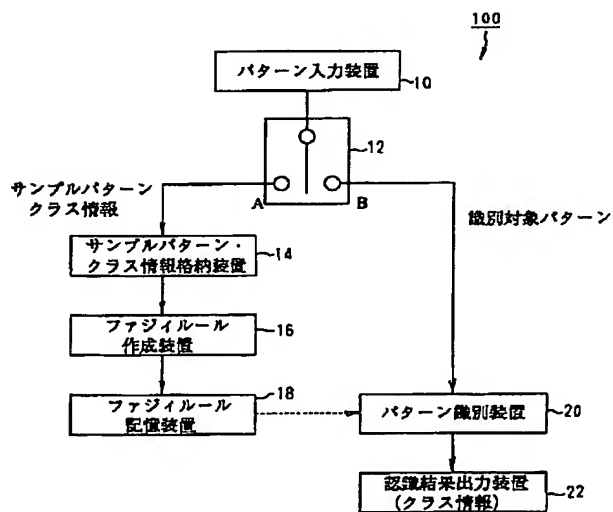
52：修正ファジイルール作成部

54：適合度算出部

56：確信度パラメータ算出部

58：所属クラス判定部

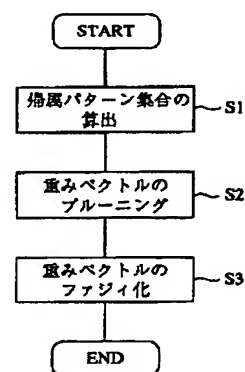
【図2】



100：パターン認識装置

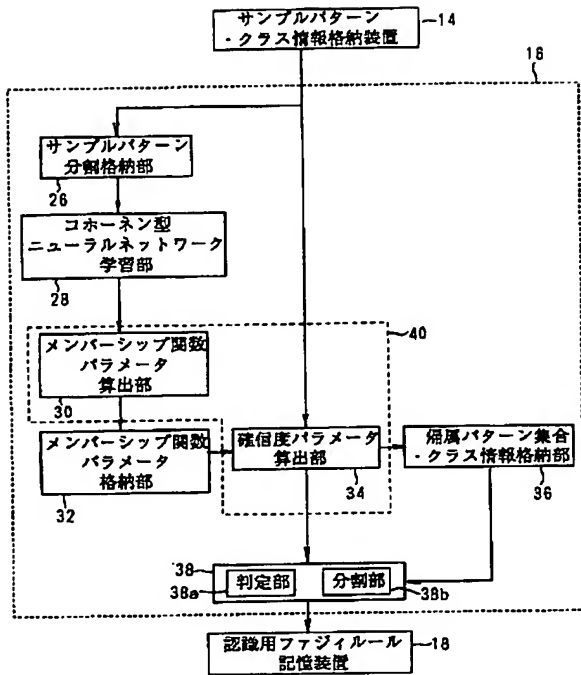
パターン認識装置の機能ブロック図

【図3】



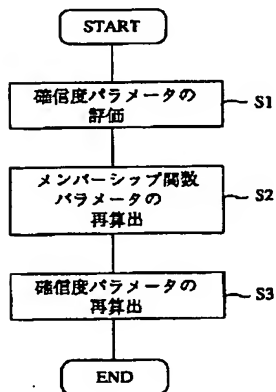
メンバーシップ関数パラメータ算出部の処理フローチャート

【図1】



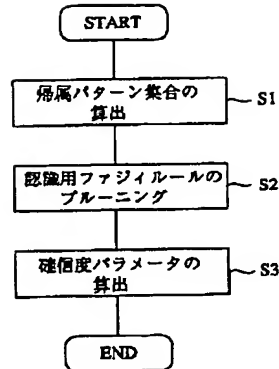
38：認識用ファジィルール判定・分割部 40：パラメータ算出部
第1の実施の形態のファジィルール作成装置の機能ブロック図

【図5】



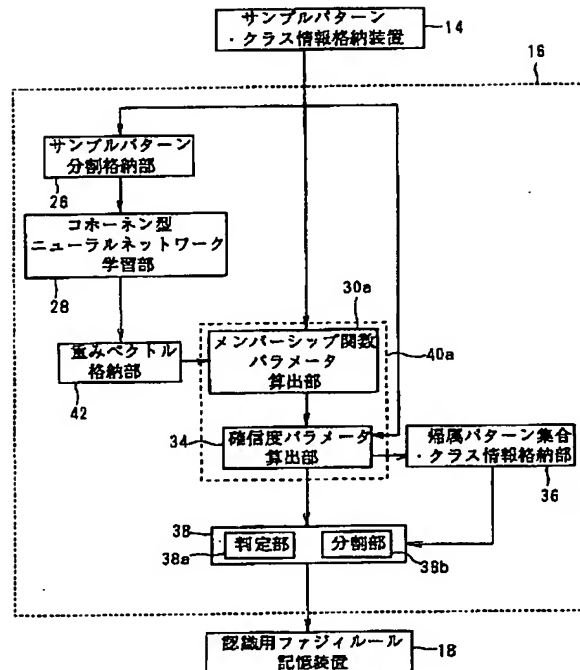
認識用ファジィルール判定・分割部の処理フローチャート

【図4】



確信度パラメータ算出部の処理フローチャート

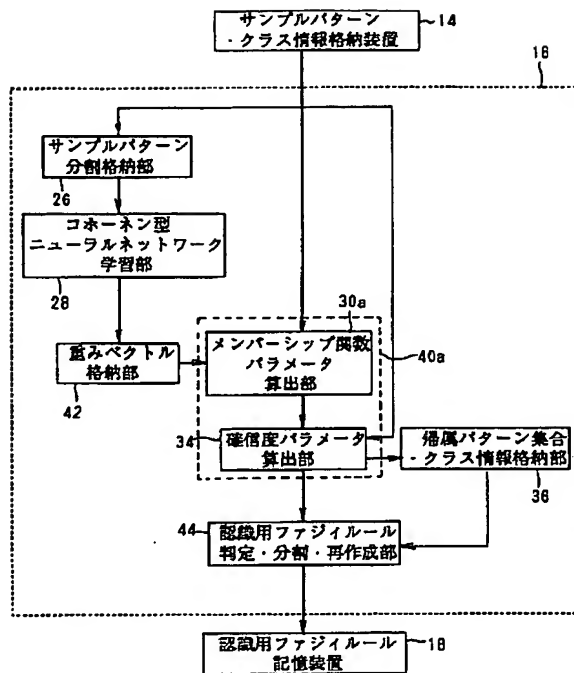
【図6】



40a：パラメータ算出部

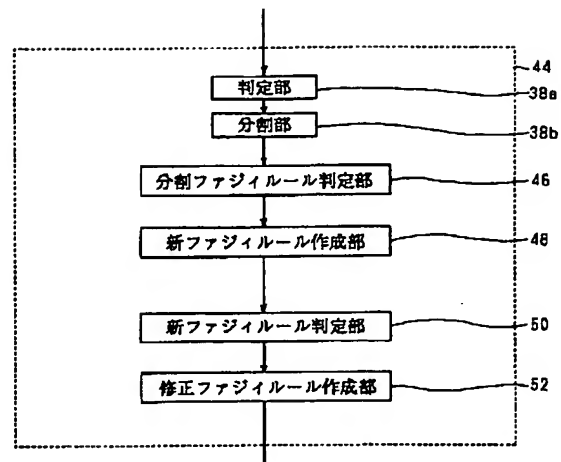
第2の実施の形態のファジィルール作成装置の機能ブロック図

【図7】



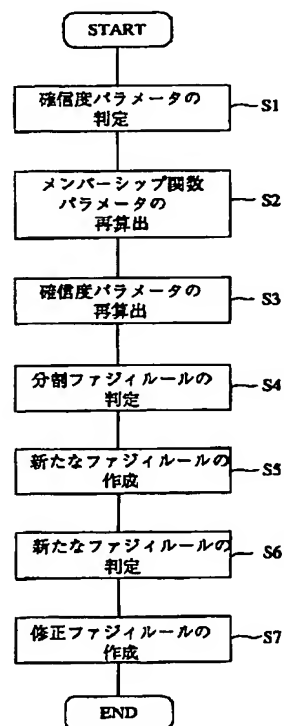
第3の実施の形態のファジィルール作成装置の機能ブロック図

【図8】



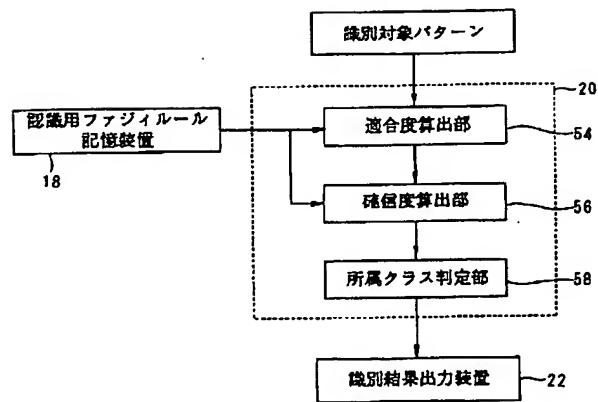
認識用ファジィルール判定・分割・再作成部の機能ブロック図

【図9】



認識用ファジィルール判定・分割・再作成部の処理フローチャート

【図10】



パターン識別装置の機能ブロック図